



مدل سازی تمرکز تنش در صفحات همسانگرد با گشودگی مثلثی شکل

عباس روحانی^{۱*}، محمد جعفری^۲

۱- استادیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد arohani@um.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده مکانیک، دانشگاه شاهرود

چکیده

در بسیاری از موارد ایجاد گشودگی در سازه های ماشینهای کشاورزی با هدف فراهم کردن گذرگاه های ورود و خروج مواد و یا مواردی از این دست امری ضروری می باشد. اگرچه وجود گشودگی سبب ایجاد تمرکز تنش در سازه های ماشینهای کشاورزی می گردد اما در برخی موارد ایجاد گشودگی در طراحی اجتناب ناپذیر است. هدف از انجام این مقاله مدلسازی تمرکز تنش صفحات همسانگرد حاوی گشودگی در رابطه با پارامترهای طراحی از قبیل زاویه بار، زاویه چرخش و نرمینگی گشودگی به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی می باشد. مجموعه داده های آموزش و آزمایش از طریق روش اجزاء محدود تهیه شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی قادر به پیش بینی تنش نرمال با حداکثر خطای ۲/۰۱ درصد می باشد. همچنین بررسی پارامترهای طراحی نشان داد که بانرتر شدن انحنای گشودگی ضریب تمرکز تنش نیز کاهش می یابد و شکل بهینه در این حالت گشودگی بیضی است. مقدار ضریب تمرکز تنش در این حالت برابر با ۲ می باشد.

واژه های کلیدی: اجزاء محدود، تمرکز تنش، صفحات همسانگرد، شبکه عصبی

مقدمه

اگرچه ایجاد منفذ یا گشودگی ممکن است سبب کاهش وزن سازه و مواد مصرفی گردد ولی به دلیل ایجاد نقص هندسی در سازه سبب افزایش و تمرکز تنش در اطراف گشودگی می شود. در مواردی که ناگزیر از ایجاد گشودگی در سازه هستیم مانند ورودی و خروجی محصولات کشاورزی و یا گذرگاه های برای ایجاد کامل شدن مکانیزم های حرکتی ماشین ها، تعیین مقدار تمرکز تنش ناشی از تغییرات پارامترهای موثر بر آن امری ضروری جهت کاهش تأثیرات نامطلوب گشودگی می باشد. نخستین بار گشودگی با شکل مثلثی با لبه های گرد با استفاده از نگاشت همونوا و رابطه شوارتز تحلیل شد و توزیع تنش های اطراف گشودگی محاسبه گردید (Savin,



1961). بعدها به کمک روابط ارائه شده در این تحقیق، توزیع تنش اطراف بریدگی مثلث متساوی الاضلاع در یک صفحه الاستیک مورد مطالعه قرار گرفت (Theocaris, 1986). حلهای قبلی برای بریدگی مثلثی دارای محدودیتهایی بودند مثلاً اثر انحنای گوشه بریدگی را در نظر گرفته نمی شد و فقط برای مواد همسانگرد و مثلث متساوی الاضلاع بود. با بسط حلهای تحلیلی ارائه شده، محققین توانستند علاوه بر گشودگی به شکل مثلث متساوی الاضلاع، گشودگیهایی به شکل مثلث متساوی الساقین را نیز بررسی کنند. آنها توانستند تاثیر شعاع انحنا را نیز مورد مطالعه قرار دهند (Daoust, 1991). با تعریف رابطه واحدی برای گشودگیهای مختلف می توان تنش مماسی اطراف گشودگی برای پوسته‌های کامپوزیتی فرمول‌بندی کرد (Abuefoutouh, 1993). در مطالعه دیگر با تعریف توابع تنشی مبتنی بر معادلات سازگاری، توزیع تنش اطراف گشودگی شبه مستطیلی در یک صفحه تحت کشش بدست آمد و تاثیر انحنای گشودگی و زاویه بار به طور مجزا بر روی تمرکز تنش مورد بررسی قرار داده شد (Asmar and Jabbour, 2007). در این تحقیق تاثیر زاویه چرخش بررسی نشد. همچنین در تحقیقی دیگر تاثیر زاویه چرخش و شعاع انحنای گشودگی مربعی و مثلثی بر تمرکز تنش در صفحات همسانگرد سوراخدار مطالعه شد (Rezaeepazhand and Jafai, 2010). طی سالهای اخیر از ابزار شبکه عصبی به عنوان یک روش برای مطالعات مهندسی جهت مدل سازی تغییرات تنش حاصل از اعمال شرایط خاص استفاده شده است. شبکه عصبی توانست تنش اعمالی به پوسته ای استوانه ای با حداکثر خطای ۱۱٪ پیش بینی نماید (Tarasanka et al., 2012). در مطالعه دیگر با استفاده از ترکیب روش اجزاء محدود و شبکه فازی شکل بهینه در طی فرآیند خم کاری ورق های فلزی بدست آمد (Yeh et al., 2012). از شبکه عصبی در تحلیل رفتار ماده از طریق نمودار جا به جایی - بار در آزمون پانچ کوچک استفاده شد (Linse and Kuna, 2008). با ترکیب روش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون و روش اجزاء محدود رفتار ماده کامپوزیتی مورد مطالعه واقع شد (Na et al., 2013).

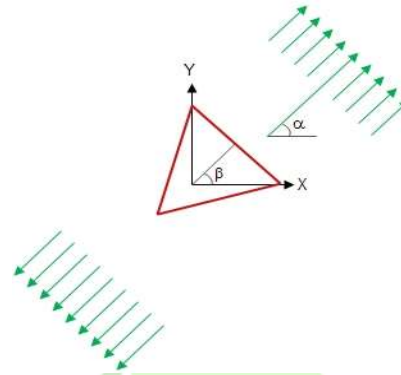
در تمام مطالعات مذکور رابطه تمرکز تنش با متغیرهای تاثیرگذار بر آن به کمک روش های تحلیلی بدست آمده است ولی در اغلب موارد امکان استخراج چنین روابطی ممکن است وجود نداشته باشد و یا با مشکلات متعدد از جمله ساده سازی بسیار توأم باشد. بنابراین هدف این مقاله پیشنهاد روشی جایگزین است که بتواند رابطه تمرکز تنش با متغیرهای تاثیرگذار بر آن در کنار اعمال شرایط دلخواه طراحی پیدا کند و سپس به کمک این رابطه بتوان تاثیر تغییرات هر یک از این پارامترها بر تمرکز تنش مورد مطالعه قرار داد.

مواد و روش ها

تعریف مسئله: شکل ۱ صفحه‌ای حاوی گشودگی را نشان می‌دهد. ابعاد صفحه در مقایسه با گشودگی نامحدود فرض شده است. گشودگی در مرکز صفحه واقع است و زاویه چرخش گشودگی مطابق آنچه که در شکل ۱ مشخص شده؛ با زاویه β تعریف می شود.



صفحه تحت کشش یکنواخت تک محوره قرار دارد که با افق زاویه α (زاویه بار) می‌سازد. ماده رفتار الاستیک خطی دارد و قانون هوک در آن برقرار می‌باشد.



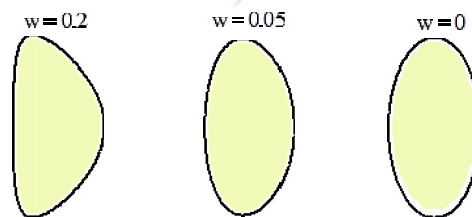
شکل ۱- صفحه حاوی گشودگی تحت کشش یکنواخت

Fig. 1. A plate with a cutout under uniform tension

با تعریف شکل گشودگی و اعمال شرایط مرزی تنش در اطراف گشودگی ایجاد می‌شود. برای تعریف هندسه گشودگی از رابطه ۱ استفاده شد (Abuelfoutouh, 1993):

$$\begin{aligned} x &= \cos\theta + w \cos(2\theta) \\ y &= - (c \sin\theta - w \sin(2\theta)) \end{aligned} \quad (1)$$

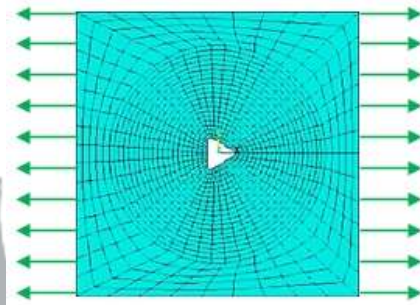
در این رابطه پارامترهای w و c به ترتیب شعاع انحنا گشودگی و میزان کشیدگی گشودگی در یک جهت را مشخص می‌کنند. برای نمونه اگر $c=1$ باشد شکل گشودگی مثلث متساوی الاضلاع و در غیراینصورت متساوی الساقین است. w انحنا گشودگی است. مثلاً برای دایره یا بیضی $w=0$ می‌باشد. برای جلوگیری از ایجاد گشودگی با لبه‌های تیز باید w در بازه $0 \leq w \leq 0.30$ قرار گیرد. با فرض $c=2$ تاثیر پارامتر نرمینگی بر شکل گشودگی مثلی در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- اثر پارامتر نرمینگی بر شکل گشودگی ($c=2$)

Fig.2. The effect of the bluntness parameter on the cutout shape(c=2).

بعد از تعریف گشودگی، می‌توان شرایط مرزی را در اطراف گشودگی اعمال کرد و به کمک نرم افزار اجزا محدود ANSYS 13 و با در نظر گرفتن المان plane 183 تنش‌ها محاسبه شد. در هر مورد با ریزتر کردن المانها سعی شد تا بهترین تعداد المان نیز بدست آید. ماده استفاده شده در این مطالعه فولاد با مشخصات $E=207\text{GPa}$ و $\nu=0.3$ می‌باشد. نحوه مدل سازی و المان بندی و بارگذاری در شکل ۳ نشان داده شده است. بر اساس مطالب عنوان شده پارامترهای موثر بر تمرکز تنش در صفحات حاوی گشودگی شامل زاویه بار، زاویه چرخش و نرمینگی گوشه های گشودگی می‌باشند. مفهوم تنش نرمال (تمرکز تنش)، حاصل تقسیم بیشترین تنش ایجاد شده در اطراف گشودگی به تنش اعمالی می‌باشد. از تنش نرمال به عنوان خروجی مدل استفاده شد. برای هر پارامتر ۱۰ سطح در نظر گرفته شد، بنابراین مجموعه داده های $10^3=1000$ تایی ایجاد شد.



شکل ۳- مدل اجزاء محدود از صفحه با گشودگی مثلثی

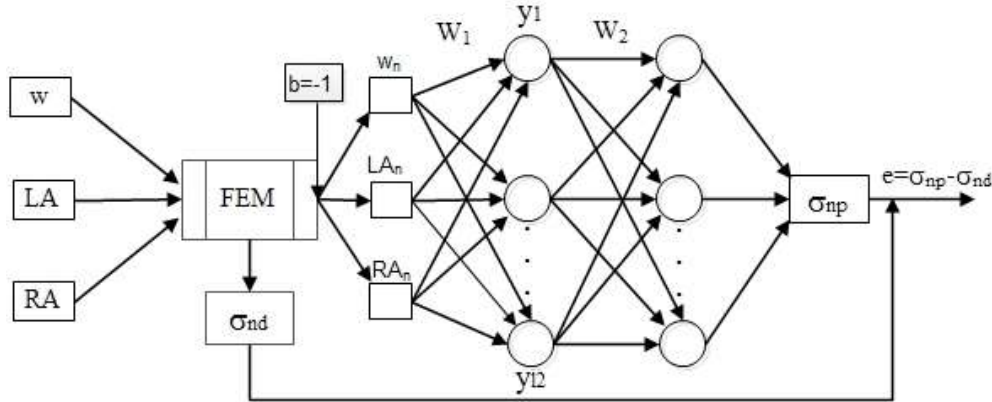
Fig.3. Finite element model of a plate with triangular cutout

شبکه عصبی چند لایه پرسپترون: بر مبنی قضیه تقریب عمومی، شبکه عصبی با یک لایه مخفی و با تعداد کافی نرون در آن لایه قادر به تقریب هر تابع پیوسته دلخواه است (Haykin 1994)، لذا یک لایه مخفی برای شبکه عصبی انتخاب شد. ساختار شبکه عصبی MLP با یک لایه مخفی همراه با ارتباط آن با المان محدود در شکل ۴ نشان داده شده است. شبکه MLP با دریافت بردار ورودی $[w \ LA \ RA]^q$ ، بیشینه تنش نرمال σ_{np}^q برای هر q ($q=1, \dots, Q$) را تولید خواهد کرد. هدف اتخاذ پارامترهای صحیح شبکه، به منظور دستیابی به بیشینه تنش نرمال حاصل از المان محدود σ_{nd}^q که تا حد ممکن نزدیک به خروجی شبکه عصبی σ_{np}^q متناظر با خود باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار با نرخ یادگیری کاهشی ($BDLRF^1$) استفاده شد. مزیت این الگوریتم در مقابل با الگوریتم پس انتشار اصلی (BB^2) به عنوان یک الگوریتم رایج در آموزش شبکه MLP شامل سهولت در تنظیم پارامترهای یادگیری شبکه می‌باشد. این امر به سبب پایین آوردن حساسیت شبکه به مقادیر آهنگ یادگیری و عامل ممنوم، کاهش زمان یادگیری از طریق

¹- Back-propagation with declining learning-rate factor

²- Basic back-propagation

پایین آوردن تعداد تکرارهای مورد نیاز برای یادگیری و بهبود رفتار شبکه در طول آموزش میسر می شود (Saeidirad et al., 2013).
 کد کامپیوتری این الگوریتم در محیط برنامه نویسی نرم افزار MATLAB نسخه ۷ تهیه شد.



شکل ۴- طرح واره ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسترون

Fig.4. A schematic structure of the multilayer perceptron neural network

الگوریتم **BDLRF**: این الگوریتم نسخه اصلاح شده الگوریتم پس انتشار اصلی می باشد (Vakil-Baghmisheh and Pavešić, 2001). این الگوریتم آموزش با آهنگ یادگیری (η) و عامل ممتوم (α) ثابت و نسبتاً بزرگ شروع می کند و قبل از آنکه شبکه ناپایدار و یا همگرایی آن کند شود، هر T تکرار ($3 \leq T \leq 5$) آهنگ یادگیری و فاکتور ممتوم را از طریق تصاعد حسابی بصورت یکنواخت کاهش داده تا زمانیکه این پارامترها به X درصد (5%) مقادیر اولیه خودشان برسند. تابع هزینه بکار رفته در این الگوریتم مجموع کل مربعات خطا ($TSSE^1$) می باشد و با استفاده از معادله ۲ محاسبه می شود:

$$TSSE = \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (v_{nd_k}^q - v_{hp_k}^q)^2, \quad q = 1, \dots, Q \quad (2)$$

انتشار و پس انتشار اتفاق می افتد. وزن های هر لایه از شبکه از طریق رابطه ۳ و ۴ محاسبه می شوند.

$$w1_{ij}(n+1) = w1_{ij}(n) - h \# \frac{2E}{2w1_{ij}} + a(w1_{ij}(n) - w1_{ij}(n-1)), \quad i = 1, \dots, 4, \quad j = 1, \dots, l_2 \quad (3)$$

$$w2_{jk}(n+1) = w2_{jk}(n) - h \# \frac{2E}{2w2_{jk}} + a(w2_{jk}(n) - w2_{jk}(n-1)), \quad k = 1 \quad (4)$$

¹ - Total sum-squared error



در اینجا $w1_{ij}$ اتصال وزنی بین گره های i و j ؛ $w2_{jk}$ اتصال وزنی بین گره های j و k ، مقادیر اولیه این وزن ها بطور تصادفی از دامنه مقادیر $[-0.25, 0.25]$ انتخاب می شود. l_2 و l_3 به ترتیب تعداد نرون ها در لایه مخفی و لایه خروجی می باشند. α و η به ترتیب آهنگ یادگیری و فاکتور ممنتوم هستند و مقادیر آنها در فاصله $[0, 1]$ قرار دارند و n شماره تکرار الگوریتم ($n = 1, \dots, N$) می باشد. زمانی الگوریتم متوقف می شود که TSSE کوچکتر از مقدار آستانه (0.001) باشد (Vakil-Baghmisheh and Pavešic, 2003).

معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی: برای ارزیابی مدل شبکه عصبی از ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE)، متوسط قدرمطلق درصد خطا (MAPE) و ضریب تبیین معادله خطی رگرسیونی بین مقادیر پیش بینی شده توسط مدل و مقادیر واقعی آنها (R^2) استفاده شدند (Rohani et al. 2011).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (\sigma_{nd} - \sigma_{np})^2}{m}} \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{j=1}^m (\sigma_{nd} - \bar{\sigma}_{nd})(\sigma_{np} - \bar{\sigma}_{np}) \right)^2}{\sum_{j=1}^m (\sigma_{nd} - \bar{\sigma}_{nd})^2 \times \sum_{j=1}^m (\sigma_{np} - \bar{\sigma}_{np})^2} \quad (6)$$

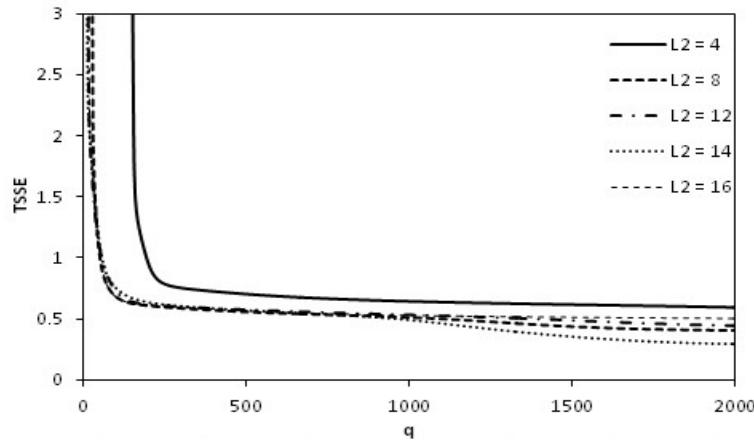
$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left| \frac{\sigma_{nd} - \sigma_{np}}{\sigma_{nd}} \right| \times 100 \quad (7)$$

در اینجا σ_{nd} تنش نرمال واقعی، σ_{np} تنش نرمال پیش بینی شده توسط شبکه، $\bar{\sigma}_{nd}$ و $\bar{\sigma}_{np}$ به ترتیب متوسط تنش نرمال واقعی و تنش نرمال پیش بینی شده توسط شبکه و m تعداد (الگو) پترن های مورد استفاده می باشند.

نتایج و بحث

نتایج همگرایی شبکه عصبی به ازای تعداد نرون های مختلف در لایه مخفی شبکه برای مجموعه داده های آموزش در شکل ۵ نشان داده شده است. نمودار همگرایی، رفتار یادگیری شبکه برای مجموعه داده های آموزش نشان می دهد (Rohani et al., 2011). پس از تقریباً ۲۰۰ تکرار سرعت همگرایی شبکه برای تمام تعداد نرون های مختلف کند می شود و از این نقطه به بعد می توان تعداد نرون های بهینه را انتخاب کرد. بنابراین تعداد ۱۴ نرون در لایه مخفی به عنوان تعداد نرون های بهینه انتخاب شد. از آنجا که این دو پارامتر یادگیری (η) و عامل ممنتوم (α) تنها در آموزش شبکه بکار می روند، از معیارهای عملکردی در طول مرحله آموزش برای بهینه کردن آنها استفاده شد. نتایج نشان داد که بهترین عملکرد در مقادیر $\eta = 0.99$ و $\alpha = 0.90$ بدست می آید. تعداد بهینه تکرارهای

مورد نیاز شبکه برای یادگیری مجموعه داده های آموزش برابر با ۲۰۰۰ تکرار شد. همچنین نقطه بهینه شروع الگوریتم BDLRF در ۲۰۰ حاصل شد. مقدار نهایی η و α به ترتیب برابر با ۰/۰۴۹ و ۰/۰۴۵ رسید.



شکل ۵- نمودار همگرایی شبکه به ازای تعداد نرون های مختلف در لایه مخفی (L2)

Fig.5. Network Convergence diagram for different number of neurons in the hidden layer

ارزیابی مدل شبکه عصبی: مقادیر میانگین، واریانس و کشیدگی تنش های نرمال در سه مرحله کاری شبکه عصبی همراه با مقایسه آماری بین آنها در جدول ۱ آمده است. کاملاً واضح است که بین مقادیر عددی میانگین، واریانس و کشیدگی به عنوان معیاری از توزیع آماری اختلاف چندانی وجود ندارد. همچنین نتیجه مقایسه آماری در سطح احتمال ۵ درصد نشان داد که بین میانگین، واریانس و توزیع آماری مجموعه داده های آموزش، آزمایش و کل داده ها اختلاف معنی داری وجود ندارد. لذا این نتیجه موید آن است که پارامترهای یادگیری از جمله η ، α و L2 برای الگوریتم آموزش به خوبی بهینه شده اند.



جدول ۱- نتایج آماری حاصل از بکارگیری شبکه عصبی

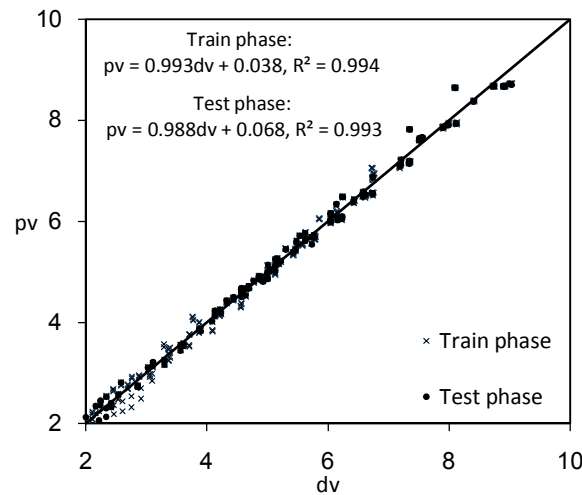
Table 1. The statistical results obtained from the use of the neural network.

مقایسه توزیع Comparison of distribution	مقدار کشیدگی Kurtosis value		مقایسه واریانس Comparison of variance	مقدار واریانس Variance value		مقایسه میانگین Comparison of mean	مقدار میانگین Average value		
	dv	pv		dv	pv		dv ¹	pv ²	
	0.46	2.43		2.52	0.90		2.76	2.79	
0.85	2.53	2.41	0.89	2.64	2.59	0.99	5.53	5.53	آزمایش Test
0.40	2.52	2.43	0.96	2.74	2.75	0.99	5.50	5.50	کل Total

۱. مقدار مطلوب (واقعی)، ۲. مقدار پیش بینی شده

1.Desired value, 2. Prediction value

شکل ۶ رابطه خطی رگرسیونی بین تنش های نرمال واقعی و پیش بینی شده توسط شبکه عصبی همراه با ضریب تبیین آنها در دو مرحله آموزش و آزمایش نشان می دهد. ضریب تبیین بالا ($R^2 > 0.99$) در مرحله آموزش نشان می دهد که شبکه عصبی توانسته است به خوبی الگوی تغییرات مجموعه داده های آموزش را یاد بگیرد. همچنین بالا بودن ضریب تبیین در مرحله آموزش نشان می دهد که مدل شبکه عصبی MLP دارای ویژگی تعمیم پذیری مناسبی است. عرض از مبدا نزدیک به صفر و شیب نزدیک به یک در معادله خطی برای دو مرحله آموزش و آزمایش بار دیگر این نتایج را تایید می کنند. اما عرض از مبدا در معادله خطی آموزش ($0/0.38$) در مقایسه با معادله خطی آزمایش ($0/0.68$) نزدیکتر به صفر می باشد و همچنین شیب خط در معادله خطی آموزش ($0/0.93$) در مقایسه با شیب خط در مرحله آزمایش ($0/0.88$) نزدیکتر به یک می باشد. این نتیجه ناشی از این واقعیت است که مجموعه داده های آزمایش برای شبکه عصبی تازه دارند.



شکل ۶- معادله خطی بین مقادیر تنش های نرمال واقعی و پیش بینی شده

Fig.6. Linear equation between the actual and predicted values of the normalized stresses.

معیارهای عملکردی شبکه عصبی مانند ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE) و متوسط قدرمطلق درصد خطا (MAPE) که از مجموعه داده های آموزش، آزمایش و کل داده ها حاصل شده است در جدول ۲ آمده است. این نتایج نشان می دهد که شبکه عصبی از قابلیت خوبی در پیش بینی تنش نرمال در ارتباط با پارامترهای موثر بر آن برخوردار است. زیرا شبکه عصبی آموزش دیده می تواند تنش نرمال را با خطای کمتر از ۲/۰۱ درصد و مقدار $\pm 0/15$ پیش بینی نماید. مقدار بیشتر خطا در مرحله آزمایش در مقایسه با مرحله آموزش موید نتایج حاصل از شکل ۵ می باشد.

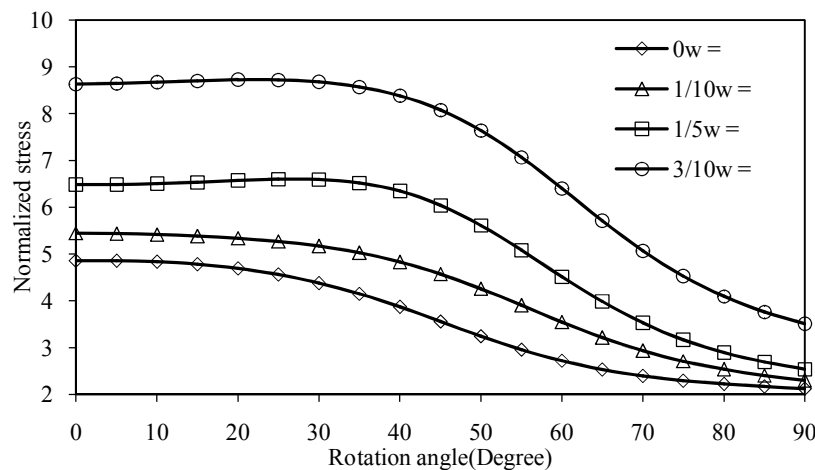
جدول ۲- مقادیر معیارهای عملکردی شبکه عصبی

Table.2. The value of neural network performance criteria

RMSE	MAPE(%)	
0.14	1.91	آموزش Train
0.17	2.41	آزمایش Test
0.15	2.01	کل Total

بررسی تاثیر پارامترهای طراحی به کمک مدل شبکه عصبی آموزش دیده: پس از آنکه اعتبار مدل شبکه عصبی جهت پیش بینی تنش نرمال در صفحه حاوی گشودگی مثلثی تحت کشش به اثبات رسید، رفتار تغییراتی تنش نرمال در مقابل تغییرات هر یک از پارامترهای طراحی مذکور بحث می شود تا به مقادیر بهینه هر یک از پارامترهای طراحی دست پیدا کنیم. شکل ۷ نتایج حاصل از

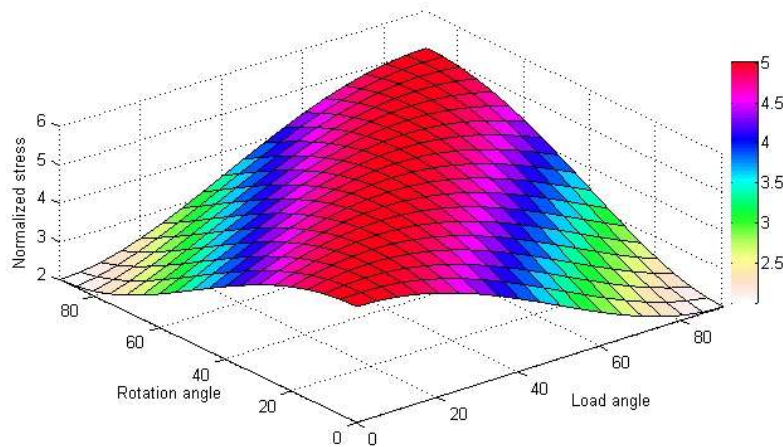
مدل شبکه عصبی در ارتباط با رفتار تغییراتی تنش نرمال در زاویه های مختلف چرخش به ازای مقادیر مختلف نرمینگی در زاویه بار صفر نشان می دهد. به تنش نرمال بیشینه و کمینه در هر مقدار از زاویه چرخش تنش مطلوب و تنش نامطلوب می گویند. بنابراین همیشه طراح به دنبال دستیابی به تنش مطلوب و اجتناب از تنش نامطلوب می باشد. با مقایسه تابع تغییرات تنش نرمال به ازای مقادیر مختلف پارامتر نرمینگی در زوایای چرخش متفاوت به این نتیجه می رسیم که $w=0$ مقدار بهینه پارامتر نرمینگی می باشد. بنابراین شکل بهینه گشودگی مثلث به شکل بیضی خواهد بود زیرا در نرمینگی صفر وجود تیزی در گشودگی معنی ندارد. این نتیجه منطبق با نتایج سایر محققان است (Rezaeepazhand and Jaffari, 2010; Jafari and Rezaeepazhand, 2011) اما چونکه آنها با فرض $C=1$ مطالعه کردند لذا شکل بهینه آنها دایره شد. همچنین هر اندازه زاویه چرخش به 90° درجه نزدیکتر باشد مقدار تنش نرمال نیز کمتر خواهد شد. این موضوع زمانی اهمیت پیدا می کند که طراح به دلیل محدودیت های طراحی بتواند مقدار نرمینگی را به صفر نزدیک کند.



شکل ۷- تغییرات تنش نرمال به ازای زاویه های مختلف چرخش در مقادیر مختلف نرمینگی

Fig. 7. Changes of normalized stress for different rotation angles at different values of bluntness.

تأثیر متقابل زاویه بار و زاویه چرخش بر مقدار تنش نرمال در نرمینگی صفر حاصل از شبکه عصبی MLP در شکل ۸ نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود در حالتی که دو زاویه بار و زاویه چرخش متمم یکدیگر هستند مقدار تنش نرمال به حداقل تمایل پیدا می کند. به عبارت دیگر زمانی که $(\beta=0, \alpha=90)$ و یا $(\beta=90, \alpha=0)$ مقدار تنش نرمال برابر با یکدیگر و کمینه خواهد بود. در حالتی که $\alpha=\beta$ باشد، مقدار تمرکز تنش بیشینه خواهد شد. بنابراین باید طراح از بوجود آمدن شرایطی که این دو زاویه برابر با یکدیگر هستند اجتناب کند.



شکل ۸- اثرات متقابل زاویه بار و زاویه چرخش بر مقدار تنش نرمال ($w=0$)

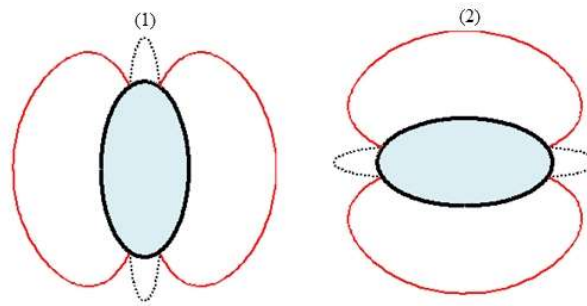
Fig.8. The interaction between load and rotation angle on value of normalized stress ($w=0$).

براساس نتایج حاصل از بررسی پارامترهای طراحی، مقادیر بهینه آنها بدست آمد. البته این در شرایطی که محدودیت طراحی در انتخاب مقادیر هر یک از پارامترهای زاویه چرخش، زاویه بار و نرمینگی وجود نداشته باشد صادق است. از آنجا که مقدار پارامتر کشیدگی (C) برابر با ۲ می باشد لذا شکل بهینه گشودگی بیضی می شود. این در حالی است که محققان دیگر گزارش کرده اند اگر $C=1$ باشد شکل بهینه دایره خواهد شد (Jafari and Rezaeepazhand, 2011). برای دایره تمرکز تنش مقدار ثابت ۳ است ولی نتایج این مطالعه نشان داد که برای بیضی مقدار تمرکز تنش برابر با ۲ می باشد. بنابراین شکل گشودگی بیضی به دایره ارجحیت دارد. شکل بهینه گشودگی و نحوه توزیع تنش در حالت بار دهی کششی در شکل ۹ نشان داده شده است. اگرچه دو حالت بهینه وجود دارد ولی شکل بهینه در هر دو حالت یکسان است و زاویه چرخش و زاویه بار در دو حالت متمم یکدیگر هستند. به عنوان تایید درستی جواب این مطالعه می دانیم که برای گشودگی بیضی، ضریب تمرکز تنش به صورت $K=1+2b/a$ بیان می شود. که در آن b قطر بزرگ بیضی و عمود بر امتداد بار است و a قطر کوچک بیضی است. وقتی $C=2$ و زاویه چرخش 90° باشد، $b/a=0.5$ خواهد شد و ضریب تمرکز تنش ۲ می شود که با نتایج حاصل از مدل سازی در این مطالعه همخوانی دارد.

جدول ۳- مقادیر بهینه پارامترهای طراحی مورد مطالعه

Table 3. The optimal values of design parameters investigated

Normalized stress	β	α	w	c	حالت بهینه optimal situation
2.00	90	0.00	0.00	2	1
2.00	0.00	90	0.00	2	2



شکل ۹- شکل بهینه گشودگی مثلثی همراه با توزیع تنش نرمال در اطراف آن، خط چین نشان دهنده تنش های منفی و خط ممتد نشان دهنده تنش های مثبت می باشند، حالت های بهینه (1، 2) (جدول ۳).

Fig.9. Optimal shape of triangular cut out with normalized stress distribution around it, dot line (negative stress) and solid line (positive stress), optimal situation (1, 2)(Table 3).

نتیجه گیری کلی: اگرچه برخی مواقع ایجاد گشودگی در طراحی سازه های کشاورزی اجتناب ناپذیر است. اما اگر طراح مدل رفتار تغییرات تمرکز تنش در ارتباط با پارامترهای طراحی موثر بر آن را داشته باشد آنگاه می تواند سازه ای با وجود گشودگی در آن به نحوی طراحی نماید که کمترین تمرکز تنش در آن ایجاد شود. از طرف دیگر اغلب داشتن مدل تئوری که بتواند تمرکز تنش را بر حسب پارامترهای طراحی پیش بینی کند کار مشکل و یا در برخی موارد غیرممکن است. نتایج این مقاله نشان داد که می توان با اطمینان از مدل شبکه عصبی چندلایه به عنوان روشی جایگزین برای مدل های تئوری استفاده کرد. همچنین گشودگی بیضی شکل در صفحات همسانگرد، در صورت عدم وجود محدودیت های طراحی در انتخاب مقادیر پارامترهای طراحی، شکل بهینه خواهد بود. در صورت وجود محدودیت طراحی و محدودیت در انتخاب یک یا چند پارامتر طراحی می توان به راحتی با داشتن تابع تغییرات تنش نرمال به کمترین تمرکز تنش دست پیدا کرد.

منابع

- 1- Abulfoutouh, N.M. 1993. Preliminary Design of Unstiffened Composite shells, Symposium Of 7th technical Conference of ASC, pp. 786-693.
- 2- Asmar, G.H., and T.G. Jabbour. 2007. Stress Analysis of Anisotropic Plates containing Rectangular Holes. International journal of mechanics and solids 2(1):59-84.
- 3- Daoust, J., S.V. Hoa. 1991. An analytical solution for anisotropic plates containing triangular holes. Composite Structure 19: 107-130.
- 4- Fung-Huei, Y., L. Ching-Lun and T. Kun-Nan. 2012. Application of adaptive network fuzzy inference system to die shape optimal design in sheet metal bending process. Journal of Applied Science and Engineering 15(1): 31-40.
- 5- Haykin, S. 1994. Neural networks: A comprehensive foundation. McMillan College Publishing Company, New York.



- 6- Linse, T., M. Kuna. 2008. Characterization of reactor vessel steels in the brittle-ductile transition region. 17th European conference on fracture. Brno, Czech Republic.
- 7- Na, H., L. Seung-Yub, Ü. Ersan, L. Sarah, H.C. Ross, and G. Kasthurirangan. 2013. Development of a neural network simulator for studying the constitutive behavior of structural composite materials. ISRN Materials Science.
- 8- Jafari, M., and J. Rezaepazhand. 2011. Study of the Effect of Cutout Bluntness on Stress Analysis of Perforated Plates Subjected to Uni-axile Tensile Load. Journal of Solid and Fluid Mechanics 1(2):27-35.
- 9- Rezaepazhand, J., and M. Jafari. 2005. Stress Analysis of Perforated Composite Plates. Composite Structures 71:463-468.
- 10- Rezaepazhand, J., and M. Jafari. 2010. Stress concentration in metallic plates with special shaped cutout. International Journal of Mechanical Sciences 52: 96-102.
- 11- Rohani, A., M.H. Abbaspour-Fard, S. Abdolapour. 2011. Prediction of tractor repair and maintenance costs using artificial neural network. Expert System Applications 38, 8999-9007.
- 12- Saeidirad, M.H., A. Rohani, and Z. Saeed. 2013. Predictions of viscoelastic behavior of pomegranate using artificial neural network and Maxwell model. Computers and Electronics in Agriculture 98: 1-7.
- 13- Savin, G.N. 1961. Stress concentration around hole. Pergamon Press. New York.
- 14- Tarasanka, C., V. Rama Koteswara Rao and K. Ravindra. 2012. Prediction of transient response of isotropic and laminated cylindrical shells using artificial neural networks, International Journal of Technological Synthesis and Analysis (IJTSA) 1(1): 2320-2386.
- 15- Theocaris, P.S., L. Petrou. 1986. Stress distributions and intensities at corners of equilateral triangular holes, Int J Fract 31: 271-289.
- 16- Vakil-Baghmisheh, M.T., N. Pave . 2001. Back-propagation with declining learning rate. Proceeding of the 10th Electrotechnical and Computer Science Conference, Portoroz , Slovenia B: 297-300.
- 17- Vakil-Baghmisheh, M.T., N. Pavešic. 2003. A Fast simplified fuzzy ARTMAP network. Neural Processing Letters 17: 273-301.



Modeling of stress concentration in the isotropic plates with triangular-shaped cutout

Abstract

In many cases, create cutout in the agricultural machinery structures is necessary to provide the entrance and exit openings of materials and or the like. However, cutout cause stress concentration in the agricultural machinery structures but in some cases, it is unavoidable that create cutout in the design. The aim of this paper is the modeling of stress concentration in the isotropic plates containing cutout based design parameters such as the load direction, cutout orientation and bluntness by using of artificial neural network. Training and testing data sets were obtained through the finite element method. The results showed that the neural network model was able to predict the normalized stress with a maximum error of about 2%. Also, study of design parameters showed that the optimal shape of triangular cutout is ellipse and it is found that the maximum value of normalized stress is equal to 2.

Keywords: finite element, stress concentration, isotropic plates, neural network